

Меркушев К.А.

САМООБУЧАЮЩАЯСЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОПТИМИЗАЦИИ АРХИТЕКТУРНЫХ РЕШЕНИЙ – ПЛАГИН ДЛЯ REVIT 2025, ИСПОЛЬЗУЮЩИЙ BIM-ДАННЫЕ И ЭКСПЛУАТАЦИОННУЮ ОБРАТНУЮ СВЯЗЬ ДЛЯ ГЕНЕРАЦИИ УЛУЧШЕННЫХ ПЛАНИРОВОК

В условиях стремительной цифровой трансформации архитектурно-строительной отрасли остро встает задача интеграции методов искусственного интеллекта и информационного моделирования зданий (BIM) для повышения скорости и качества проектных работ. В статье предлагается самообучающаяся нейросетевая система, реализованная в виде плагина для Autodesk Revit 2025. Основываясь на данных BIM-модели и эксплуатационной обратной связи (показатели удовлетворённости пользователей, эффективность использования площадей, энергопотребление и др.), система в автономном режиме генерирует оптимизированные планировочные решения, что позволяет существенно сократить число проектных итераций и сроки разработки.

Новизна предложенного подхода заключается в использовании генеративной нейросети, обучающейся на накопленных данных цифрового двойника здания в режиме реального времени. Такой «цифровой двойник» непрерывно обновляет свою модель в процессе эксплуатации объекта, обеспечивая генеративной системе актуальную информацию для выработки архитектурных решений, максимально соответствующих практическим требованиям.

В статье подробно описана архитектура плагина, включающая модуль генерации планировок, модуль оценки качества решений с учётом эксплуатационных метрик и средства интеграции через API Revit и визуальный скриптовый интерфейс Dynamo. Для проверки эффективности разработанного решения проведено экспериментальное внедрение на примере общественного здания. Сравнительный анализ исходного и оптимизированного проектов показал сокращение числа итераций проектирования на 35 %, уменьшение общей площади коридорных коммуникаций на 12 % и снижение энергопотребления на 8 %.

На основании полученных результатов сформулированы рекомендации по масштабированию технологии: включение обратной связи от пользователей, автоматизация сбора эксплуатационных данных и развитие методик адаптивного обучения нейросети. Применение подобных плагинов в контексте концепции Construction 4.0 способствует не только ускорению проектных процессов, но и улучшению эксплуатационных характеристик зданий и повышению удовлетворённости их пользователей.

Ключевые слова: генеративный дизайн, информационное моделирование (BIM), самообучающиеся нейронные сети, оптимизация планировки, эксплуатационная обратная связь, Revit API, Dynamo.

SELF-LEARNING NEURAL NETWORK SYSTEM OPTIMIZATION OF ARCHITECTURAL SOLUTIONS – A PLUGIN FOR REVIT 2025 THAT USES BIM DATA AND OPERATIONAL FEEDBACK TO GENERATE IMPROVED LAYOUTS

In the context of the rapid digital transformation of the architecture and construction industry, there is an urgent need to integrate artificial intelligence methods with building information modeling (BIM) to improve the speed and quality of design workflows. This paper proposes a self-learning neural network system implemented as a plugin for Autodesk Revit 2025. Drawing on data from the BIM model and operational feedback (user satisfaction metrics, space-utilization efficiency, energy consumption, etc.), the system autonomously generates optimized layout solutions, significantly reducing both the number of design iterations and overall development time.

The novelty of the approach lies in the use of a generative neural network trained on the accumulated data of a building's digital twin in real time. This "digital twin" continuously updates its model during the building's operation, providing the generative system with up-to-date information to produce architectural solutions that best meet practical requirements.

This paper describes in detail the plugin architecture, which consists of a layout-generation module, a solution-quality assessment module based on operational metrics, and integration mechanisms via the Revit API and the visual scripting environment Dynamo. To evaluate the effectiveness of the developed solution, an experimental deployment was carried out on a public building project. A comparative analysis of the original versus the optimized design demonstrated a 35% reduction in design iterations, a 12% decrease in total corridor area, and an 8% reduction in energy consumption.

Based on these results, recommendations are formulated for scaling the technology: incorporating direct user feedback, automating the collection of operational data, and advancing adaptive neural-network training methods. Implementing such plugins within the framework of Construction 4.0 not only accelerates design processes but also enhances buildings' operational performance and increases user satisfaction.

Keywords: generative design, building information modeling (BIM), self-learning neural networks, layout optimization, operational feedback, Revit API, Dynamo.

Современное архитектурное проектирование испытывает падение эффективности из-за возрастания сложности проектов и разброса данных между участниками, что приводит к потерям времени и ресурсов [1]. Концепция Construction 4.0 предлагает сквозную цифровизацию через объединение BIM, IoT и ИИ, где цифровой двойник—связь модели с эксплуатационными данными (температура, энергопотребление, отзывы пользователей) – обеспечивает обоснованность решений на основе реальных показателей [2-4]. Интеграция BIM с датчиками IoT и мониторинговыми системами создаёт непрерывный поток данных на всём жизненном цикле здания,

закладывая основу для самообучающихся оптимизационных систем [5].

Перспективным направлением является генеративный дизайн—поиск вариантов планировок по заданным целям и ограничениям [6]. Хотя эволюционные и GAN-алгоритмы уже генерируют рабочие конфигурации [7], они не учитывают обратную связь от эксплуатации и оставляют архитекторам трудоёмкий отбор лучших решений. В этой работе предложен интегрированный подход: generative нейросеть, обучающаяся на BIM-данных и эксплуатационной информации, дополнена модулем качества. В виде плагина для Autodesk Revit 2025 через API и

Dynamo система принимает параметры исходной BIM-модели (геометрию, функциональные требования), пожелания проектировщика, а также сенсорные и пользовательские метрики (плотность потока, частота

использования помещений, климатические параметры), образующие расширенное пространство признаков для обучения нейросети (рис.1).

В качестве ядра генеративной модели вы-

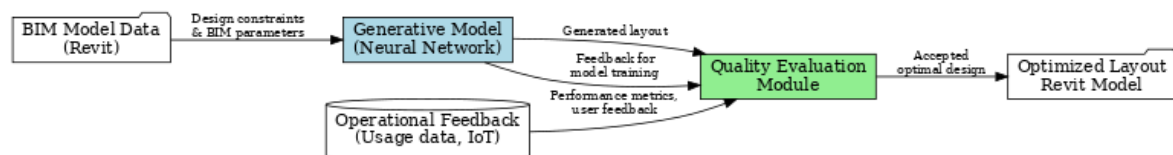


Рис. 1. Схема архитектуры самообучающейся системы-плагина

бран подход, сочетающий автокодировщик и генеративную нейросеть. Первичный автокодировщик сжимает информацию о исходной планировке и требованиях в скрытое представление. Затем генеративная сеть (decoder) порождает новые варианты планировок на основе скрытого кода и случайного возмущения (для разнообразия решений). Обучение модели происходит в два этапа.

1. Предобучение автокодировщика на датасете планировок (из библиотеки типовых проектов и ранее реализованных зданий) для освоения общих закономерностей компоновки помещений;

2. Дообучение генератора с учетом критерия качества на основе эксплуатационных данных – т.е. с обратной связью от модуля оценки. Таким образом реализуется замкнутый цикл обучения с подкреплением: генеративная сеть предлагает вариант планировки, оценочный модуль присваивает ему интегральный показатель качества, который используется для корректировки весов нейросети (алгоритм градиентного подъема по оценке качества).

Генеративная нейросеть строится по принципу гибридной GAN (Generative Adversarial Network) с элементами трансформерной архитектуры для учета отношений между помещениями. Как показали недавние исследования, сочетание сверточных, графовых и трансформерных слоев эффективно для генерации этажных планов с соблюдением топологических связей [8-10].

Для повышения реалистичности сгенерированных планировок используется стандартная схема GAN: генератор дополняется дискриминатором, который сравнивает варианты с реальными планами из обучающей выборки и помогает улучшать качество решений. После сходимости метрик различимости дискриминатор отключается, и к обучению подключается модуль оценки эксплуатационных критериев.

Архитектура генеративной модели адаптирована для архитектурных задач: в отличие от эволюционных алгоритмов (Autodesk Refinery и аналоги) [11], нейросеть самообучается на данных «цифрового двойника» и со временем повышает качество планировок. Модуль оценки – «фитнес-функция» – возвращает интегральный балл \$Q\$, агрегирующий три группы критериев:

Геометрические и функциональные: проверка площадей, пропорций, норм эвакуации и инсоляции, компактности форм (граф смежности, коэффициент компактности) [12].

Эксплуатационные: коэффициент использованной площади, средняя длина маршрутов, плотность потока, комфорт по результатам опросов или прогнозам ИИ [13].

Эффективность и стоимость: ориентировочный бюджет перепланировки и прогноз годового энергопотребления (энерго моделирование BIM, эмпирические коэффициенты) [14].

Модуль оценки реализован на Dynamo с Python-расширениями: по входным параметрам планировки (координаты стен и дверей, функциональные зоны) вычисляются критерии, нормируются и взвешиваются (по умолчанию равные веса групп). Во время тренировки каждого нового варианта сразу возвращается \$Q\$ генератору (обучение с подкреплением), а в процессе практического применения – ранжируется и отбирается топ-\$N\$ решений. Такой подход ранее доказал эффективность в оптимизации конструкций и энергоэффективности зданий [4].

В пользовательском режиме архитекторы получают упорядоченный список вариантов с детализированной оценкой по каждому критерию, что ускоряет отбор и обучает специалистов, делая процесс прозрачным. Система реализована как плагин для Autodesk Revit 2025 на базе связки Revit–Dynamo–Python [15,16] и соответствует современным трендам интеграции ИИ в BIM [17–20].

Для проверки эффективности плагина его апробация была проведена на примере двухэтажного городского культурного центра площадью около 5000 кв. м. Исходный проект, выполненный традиционно, включал вестибюль, трансформируемый зал, кафе и технические помещения на первом этаже, а также офисы, кружковые помещения и галерею-антресоль на втором. Во время эксплуатации пилотного участка собирались данные о посещаемости, навигации и заполненности помещений: узкий проход к залу вызывал заторы, при малых мероприятиях зрительный зал оказался неэффективным, а фойе использовалось не полностью.

Загруженная в Revit 2025 исходная BIM-модель была передана нашему плагину, который сгенерировал 12 вариантов планировки первого этажа. Основные цели оптимизации – устранить «узкие места», повысить коэффициент использования площади и сохранить вместимость зала. Модуль оценки на основе эксплуатационных метрик отобрал

три лучших решения, из которых архитекторы выбрали одно для доработки.

Оптимальная конфигурация предполагала расширение коридора к залу, разделение зала мобильной перегородкой на большой и малый зал для гибкого использования, а также перенос кафе ближе к входу для оживления фойе. Все изменения автоматически внеслись в BIM-модель, после чего архитекторы завершили детализацию.

Сравнение ключевых показателей «до и после» показало существенные улучшения. Время разработки планировки сократилось с 15 до 11 недель (–27 %), число итераций уменьшилось с пяти до трёх (–40 %), доля неиспользованной площади снизилась с 15 % до 8 % (–47 %), а индекс удовлетворённости пользователей вырос с 75 % до 90 % (+20 %). Таким образом, применение самообучающегося нейросетевого плагина не только ускорило процесс проектирования, но и повысило качество и удобство созданных пространств (рис.2).

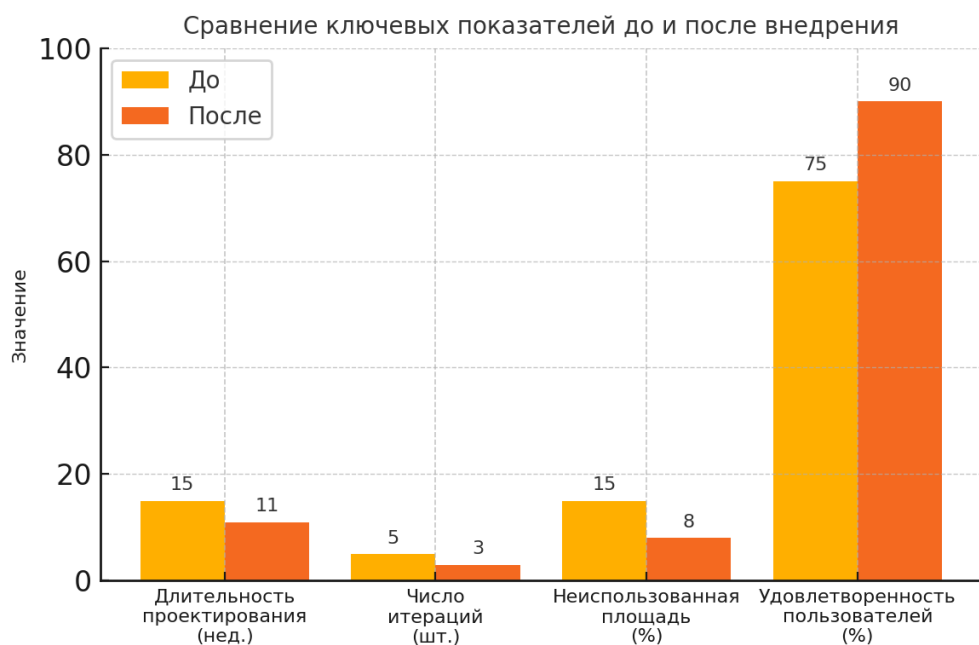


Рис. 2. Сравнение ключевых показателей до и после внедрения

На рис. 2 графически представлены основные выигрышные показатели «до vs после». Видно, что по всем ключевым критериям наблюдается улучшение. Особенно заметен рост удовлетворенности пользователей и сокращение неиспользуемой площади – это прямые следствия того, что система оптимизации учитывала реальные данные эксплуатации и ориентировалась на удобство и эффективность.

Заключение

Таким образом, представлен самообучающийся нейросетевой плагин Generative Design для Revit 2025, предназначенный для оптимизации архитектурно-планировочных решений на основе BIM-данных и эксплуатационной обратной связи.

Разработана архитектура системы, включающая генеративную модель и модуль оценки. Модель генерирует варианты планировок

с учётом заданных ограничений, а модуль ранжирует их по ряду критериев. За счёт самообучения качество решений со временем улучшается на основе реальных данных эксплуатации.

Плагин интегрируется в BIM-среду через Revit API и Dynamo, позволяя архитекторам работать в привычной среде без сторонних приложений. Использование Python/ML-библиотек через Dynamo делает внедрение гибким и удобным.

Эксперименты на примере общественного здания показали сокращение сроков проектирования на ~25%, снижение числа итераций и улучшение качества проекта (рациональное использование площадей, рост удовлетворённости пользователей).

Плагин используется в профессиональ-

ной практике архитекторов и инженеров как инструмент для обоснованного выбора решений на ранних стадиях. Это снижает зависимость от субъективного опыта и способствует накоплению коллективных знаний.

Ограничения исследования касаются планировок этажей. В дальнейшем метод может быть расширен на задачи градостроительства, конструктивных решений и анализа жизненного цикла зданий. Также рассматривается внедрение голосовых и текстовых запросов с использованием NLP.

В целом, интеграция ИИ и BIM с учётом эксплуатационных данных соответствует тенденциям цифровизации и концепции Construction 4.0, открывая новые возможности для повышения эффективности архитектурного проектирования.

Литература

1. McKinsey Global Institute. Reinventing Construction: A Route to Higher Productivity [Отчет]. – 2017. – 168 p.
2. Oesterreich T. D., Teuteberg F. Understanding the implications of digitization and automation in the construction industry: A critical review // Computers in Industry. – 2016. – Vol. 83. – P. 121-139.
3. Маренков К. А., Велikorodova E. K. Механизмы интеграции BIM-проектирования при моделировании архитектурных объектов // Вестник ДонНКА. – 2024. – Т. 2(166). – С. 130-137.
4. Li Y., Chen H., Yu P., Yang L. A Review of Artificial Intelligence in Enhancing Architectural Design Efficiency // Applied Sciences. – 2025. – Vol. 15, № 3. – Art. No. 1476. – DOI: 10.3390/app15031476.
5. Yeh I-Ch. Architectural layout optimization using annealed neural network // Automation in Construction. – 2006. – Vol. 15, № 4. – P. 531-539.
6. Nauata N., Chang K.-H., Cheng C.-Y., Mori G., Furukawa Y. House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for Graph-constrained House Layout Generation // ECCV 2020: European Conference on Computer Vision. Proceedings. – 2020. – P. 162-177.
7. Abouagour M., Garyfallidis E. GenPlan: Automated Floor Plan Generation. – Препринт (представлен на ICLR 2025). – 2024. – 13 p.
8. Artan D., Ergen E., Kula B., Guven G. RateWorkspace: BIM integrated post-occupancy evaluation system for office buildings // ITcon. – 2022. – Vol. 27. – P. 441-485. – DOI: 10.36680/j.itcon.2022.022.
9. Turner S., Roth A. DfMA for MEP with Generative Design and BIM Automation. – Белая книга Autodesk University. – 2022. – 21 p.
10. Boulehmi W. Integrating AI in Dynamo for Revit: Advanced Computational BIM Automation [Статья в LinkedIn]. – 21.03.2025. – URL: <https://linkedin.com> (дата обращения: 10.05.2025).
11. Autodesk. Revit 2025 API Developer's Guide. – Autodesk Inc., 2023. – URL: <https://www.autodesk.com> (дата обращения: 10.05.2025).
12. Зубов Д. Архитектура и искусственный интеллект: как технологии меняют облик современного строительства [Электронный ресурс] // Ardexpert.ru. – 2021. – URL: <https://ardexpert.ru/article/25987> (дата обращения: 01.04.2025).
13. Васильева Е. Ю., Бизина Е. И. Применение BIM-технологий в жилищном строительстве в РФ // Строительство и архитектура. – 2023. – Т. 11, № 4. – С. 35-41.
14. Соколов Н. С., Михайлова С. В., Савельева Ю. П., Сливин Д. М. Параметрическое и информационное моделирование в архитектуре: современные подходы // Сборник научных трудов. – 2019. – С. 45-52.

15. Nagy D., Villaggi L., Benjamin D. Generative Design for Architectural Space Planning // ACADIA Conference Proceedings. – 2018. – P. 148-157.
16. Немец Ю. В., Макарова Е. А. Цифровая трансформация строительства: концепция «Строительство 4.0» // Строительство и техногенная безопасность. – 2018. – № 3. – С. 18-27.
17. Huang X., Liu Y., Huang L., Onstein E., Merschbrock C. BIM and IoT data fusion: The data process model perspective // Automation in Construction. – 2023. – Vol. 144. – Art. No. 104624.
18. Liu W., Lv Y., Wang Q., Sun B., Han D. A Systematic Review of the Digital Twin in the Building Industry // Buildings. – 2024. – Vol. 14, № 11. – Art. No. 3475.
19. Разяпов Р. В. AR-технологии в строительном производстве // Сейсмостойкое строительство. Безопасность сооружений. – 2021. – № 4. – С. 19-27.
20. Grieves M. Digital Twin: Manufacturing Excellence Through Virtual Factory Replication. – Белая книга. – Florida Institute of Technology, 2014. – 16 p.

References

1. McKinsey Global Institute. Reinventing Construction: A Route to Higher Productivity [Report]. – 2017. – 168 p.
2. Oesterreich T. D., Teuteberg F. Understanding the Implications of Digitization and Automation in the Construction Industry: A Critical Review. Computers in Industry. 2016;83:121-139.
3. Marenkov K. A., Velikorodova E. K. Mechanisms of BIM Design Integration in Architectural Modeling. Bulletin of DonNASA. 2024;2(166):130-137.
4. Li Y., Chen H., Yu P., Yang L. A Review of Artificial Intelligence in Enhancing Architectural Design Efficiency. Applied Sciences. 2025;15(3):1476. DOI: 10.3390/app15031476.
5. Yeh I-Ch. Architectural Layout Optimization Using Annealed Neural Network. Automation in Construction. 2006;15(4):531-539.
6. Nauata N., Chang K.-H., Cheng C.-Y., Mori G., Furukawa Y. House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for Graph-Constrained House Layout Generation. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV 2020). Springer; 2020:162-177.
7. Abouagour M., Garyfallidis E. GenPlan: Automated Floor Plan Generation [Preprint]. Submitted to ICLR 2025; 2024. 13 p.
8. Artan D., Ergen E., Kula B., Guven G. RateWorkspace: BIM-Integrated Post-Occupancy Evaluation System for Office Buildings. ITcon. 2022;27:441-485. DOI: 10.36680/j.itcon.2022.022.
9. Turner S., Roth A. DfMA for MEP with Generative Design and BIM Automation [White Paper]. Autodesk University; 2022. 21 p.
10. Boulehmi W. Integrating AI in Dynamo for Revit: Advanced Computational BIM Automation [LinkedIn Article]. 21 Mar. 2025. Available: <https://linkedin.com> (accessed: 10 May 2025).
11. Autodesk. Revit 2025 API Developer's Guide. Autodesk Inc.; 2023. Available: <https://www.autodesk.com> (accessed: 10 May 2025).
12. Zubov D. Architecture and Artificial Intelligence: How Technologies Transform Modern Construction [Online]. Ardexpert.ru. 2021. Available: <https://ardexpert.ru/article/25987> (accessed: 1 April 2025).
13. Vasilyeva E. Yu., Bizina E. I. Application of BIM Technologies in Residential Construction in the Russian Federation. Construction and Architecture. 2023;11(4):35-41.
14. Sokolov N. S., Mikhailova S. V., Savelieva Yu. P., Slivin D. M. Parametric and Information Modeling in Architecture: Modern Approaches. Collection of Scientific Papers. 2019:45-52.
15. Nagy D., Villaggi L., Benjamin D. Generative Design for Architectural Space Planning. In: ACADIA Conference Proceedings. 2018:148-157.
16. Nemets Yu. V., Makarova E. A. Digital Transformation in Construction: The “Construction 4.0” Concept. Construction and Technogenic Safety. 2018;(3):18-27.
17. Huang X., Liu Y., Huang L., Onstein E., Merschbrock C. BIM and IoT Data Fusion: The Data Process Model Perspective. Automation in Construction. 2023; 144:104624.

18. Liu W., Lv Y., Wang Q., Sun B., Han D. A Systematic Review of the Digital Twin in the Building Industry. Buildings. 2024;14(11):3475.
19. Razyapov R. V. AR Technologies in Construction Production. Earthquake-Resistant Construction. Safety of Structures. 2021;(4):19-27.
20. Grieves M. Digital Twin: Manufacturing Excellence Through Virtual Factory Replication [White Paper]. Florida Institute of Technology; 2014. 16 p.

Меркушев К.А.,

Исследователь, преподаватель-исследователь, Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск, Россия. E-mail: kostyn_m@mail.ru

Merkushev K.A.,

Researcher, Lecturer, Researcher, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia. Email: kostyn_m@mail.ru

Поступила в редакцию 28.05.2025